

天津大学第十三届“挑战杯”学生课外学术科技作品竞赛

作品申报书

作品名称：基于计算机视觉的老年人智能健康监测系统研究

学 院：求是学部

申报者姓名

(集体名称)：樊东来、张轩宇、王若琪、苑凯深、牟锐

类别：

- ☐ 自然科学类学术论文
- ☐ 哲学社会科学类社会调查报告和学术论文
- ☐ 科技发明制作 A 类
- ☒ 科技发明制作 B 类

说 明

1. 申报者应在认真阅读此说明各项内容后按要求详细填写。
2. 申报者在填写申报作品情况时只需根据个人项目或集体项目填写 A1 或 A2 表，根据作品类别（自然科学类学术论文、哲学社会科学类社会调查报告和学术论文、科技发明制作）分别填写 B1、B2 或 B3 表。
所有申报者可根据情况填写 C 表
3. 表内项目填写时一律用钢笔或打印，字迹要端正、清楚，此申报书可复制。
4. 学术论文、社会调查报告及所附的有关材料必须是中文（若是外文，请附中文本），请以 4 号楷体打印在 A4 纸上，附于申报书后，学术论文及有关材料在 8000 字以内，社会调查报告在 15000 字以内（文章版面尺寸 14.5×22cm 左右）。

A2. 申报者情况（集体项目）

- 说明：1. 必须由申报者本人按要求填写；
 2. 申报者代表必须是作者中学历最高者，其余作者按学历高低排列；
 3. 本表中的学籍管理部门签章视为对申报者情况的确认。

申报者代表情况	姓名	樊东来		性别	男	出生年月	1999.06
	院系专业	求是学部·电气工程及其自动化				年级	2018
	学历	本科在读		学制	4 年	入学时间	2018
	作品名称	基于计算机视觉的老年人智能健康监测系统研究					
	校内住址	卫津路校区 32 斋		宿舍电话		无	
	电子邮件	fdl0622@tju.edu.cn			手机		13224291318
其他作者情况	姓 名	性别	年龄	学 历	所在单位		
	张轩宇	男	20	本科在读	天津大学求是学部		
	王若琪	女	20	本科在读	天津大学求是学部		
	苑凯深	男	20	本科在读	天津大学求是学部		
	王若琪	女	20	本科在读	天津大学求是学部		
资 格 认 定	学院学籍 管理部门 意见	<p>以上作者是否为 2021 年 6 月 1 日前正式注册在校的全日制非成人教育、非在职的各类高等院校中国学生（含专科生、本科生和研究生）。 <input checked="" type="checkbox"/>是 <input type="checkbox"/>否</p> <p style="text-align: right;">（部门盖章）</p> <p style="text-align: right;">年 月 日</p>					
	指导教师 意见	<p>本作品是否为课外学术科技或社会实践活动成果 <input checked="" type="checkbox"/>是 <input type="checkbox"/>否</p> <p style="text-align: right;">指导教师签名：</p> <p style="text-align: right;">年 月 日</p>					

B3. 申报作品情况(科技发明制作)

- 说明：1. 必须由申报者本人填写；
2. 本部分中的部门签章视为对申报者所填内容的确认；
3. 本表必须附有研究报告,并提供图表、曲线、试验数据、原理结构图、外观图（照片），也可附鉴定证书和应用证书；
4. 作品分类请按照作品发明点或创新点所在类别填报。

作品全称	基于计算机视觉和红外传感技术的健康诊断系统
作品设计、发明的目的和基本思路，创新点，技术关键和主要技术指标	<p>（一）作品设计、发明的目的：</p> <p>人口老龄化已经成为社会发展的必然趋势，老年人养老问题受到全社会的广泛关注。在一些发达国家，人口老龄化问题已经十分严重。我国 2019 年 65 岁以上人口占总人口的比例为 11.47%，由于上个世纪 70 年代末的我国实行的计划生育工作，预计 2040 年我国人口老龄化程度将达到顶峰。在我国当前的经济条件下，社会保障体系还不完善、家庭规模逐渐减小、子女繁忙无暇照顾等因素使得传统的家庭养老模式面临着很多挑战，虽然当下众多的老年公寓为老年人提供了一种新的养老模式，但是对于生活能够自理的老年人来说，居家养老无疑仍是大多数家庭的首要选择。</p>  <p>图 1.1：中国老年人（65 岁以上）占总人口比重趋势</p> <p>近些年，网络频繁报道老人居家时摔倒或者突发某些疾病未被及时发现，导致发生重大事故，因此老人的安全健康也成为了当下居家养老的重大挑战。无论是老龄化问题日益严重的当下还是将来，完成一套能够基于计算机视觉识别智能监测老年人身体状况并实时反馈和预测的系统已经成为迫切且意义重大的课题。</p> <p>老年人的身体状况监测是基于老人的姿态、行为、面部表情以及其生命体征等信息，向亲属实时反馈老人的身体状况等各项指标。由于计算机视觉研究面广、切入点多，世界各国学者都先后开展过针对性的研究，将人体姿态识别</p>

	<p>技术应用到各种现有的视频监控系统中，能够检测监控范围内是否存在异常行为，可以用于安全校园建设、社会公共管理、驾驶员辅助系统等许多方面。将视觉识别与心率、血压、体温等生命特征检测指标结合并通过现有的监测数据做出短期预测可以推广用于居家养老的老年人健康监测，有利于减轻子女监护老人的压力，缓解社会老龄化问题。</p> <p>本项目基于计算机视觉、并融合心率、血压等生命体征传感器的健康监测装置在一定程度上可以高效、准确地实现居家老人身体健康状况监测和短期预测，并及时向子女反馈。无论是当下还是在未来很长一段时间都将是居家养老的重要研究方向，而且其应用前景广阔。本组成员持有全新创意，以一套全面的身体状况监测系统为目标开展此项目的研究。</p> <p>（二）基本思路：</p> <p>与过去的基于机器视觉的人体行为识别不同，本项目是基于微型摄像头观测，提取前景图像信息，结合目前迅速发展的系统集成技术，将人的面部表情、姿态、行为图像等信号转变成数字信号，运用计算机视觉识别处理的技术，即对图像进行预处理，基于卷积神经网络识别信息系统，强化图像中的高频信息，更精准地读取到图片信息中隐含的特征结构，并通过 SVM 分类器对图像进行分类处理。同时，运用 MLX90614、MAX30102 等模块够成可穿戴传感器测量体温、心率、血压等人体生命特征，通过 ESP8266wifi 模块将测量数据传输到服务器，基于主成分分析法和线性判别分析法，获得人体健康程度的综合参数，来评判一个人的健康状况，此外，通过 BP 神经网络利用已有的身体状况数据做短期预测，从而实现对老年人的身体健康状况的自动监测和预测，最后，将各种数据指标可视化处理并传输到移动端 app，可以实现子女对老年人健康状况的实时监测。</p> <p>技术路线：</p> <ul style="list-style-type: none">● 通过微型摄像头观测，提取人的面部表情、姿态、行为等图像信息● 基于计算机视觉识别处理的技术，对图像进行预处理● 基于卷积神经网络识别信息系统，读取到图片信息中隐含的特征结构● 基于 SVM 分类器对图像进行分类处理● 利用 MLX90614 等传感器模块测量人体生命体征等数据● 通过 ESP8266wifi 模块将测量数据传输到终端服务器● 基于主成分分析法和线性判别分析法，获得人体健康程度的综合参数● 基于 BP 神经网络对人体身体状况做短期预测● 将数据分析和可视化结果呈现在移动端 app <p>（三）项目创新点：</p> <p>软件系统方面：</p> <p>①该项目综合运用了计算机视觉和传感器模块，将人的面部表情、姿态、行为、生命体征参数等作为判断一个人健康状况的指标，既可以通过姿态识别</p>
--	--

	<p>判断居家老人是否摔倒，又可以通过测量血压、心率以及面部表情等初步判断老人的生理状况。</p> <p>②该项目有利于老人居家养老的实现，可以将老人的健康状况实时反馈给亲属，减轻子女监护老人的压力，缓解社会老龄化问题，此外一旦意外发生子女可以第一时间了解情况并实施救护。</p> <p>③该项目可以根据老人当前身体状况及已检测的数据指标对未来身体状况做出预测，降低突发疾病风险概率，防患于未然。</p> <p>硬件系统方面：</p> <p>①姿态、表情的识别通过摄像头采集图片，依托于家用监控系统即可实现，不需要增加额外的测量仪器，同时，传感器是可穿戴便携式的测量装置，减少了医疗器械的使用。</p> <p>②采集的数据指标通过 wifi 模块传输到服务器，经数据分析处理和可视化之后传送到移动端 app，实现数据实时传送，降低了对硬件设备的要求。</p> <p>③运用图像处理中分类器的结构将患者图片信息与健康程度进行匹配，降低识别过程中分类器的工作频率，尽量减少系统的能耗。这样既可以减轻对环境的污染，也可以因不需要频繁地为系统充电，而为用户提供极大的便利。</p> <p>④检测装置的简单化、便利化在一定程度上促进了该项技术的推广，老年公寓中老年人的日常看护，病人脱离医院后的监护，运动员身体状况的检测等都可以通过此监测系统来实现，在节约社会成本的同时提高人民的幸福感。</p> <p>（四）技术关键：</p> <p>（1）老人姿态识别</p> <p>我们计划通过计算机视觉来进行姿态识别，在老人出现特殊情况诸如摔倒、坐起、痛苦翻滚等一系列异常行为进行监测、汇报。主要包括以下步骤：</p> <p>①姿态识别流程</p> <p>我们采用 Realtime Multi-Person Pose Estimation^[1]的方法进行姿态识别。姿态识别主要包括以下流程。首先准备一张包含人物的图片；利用 VGG-19 网络的前 10 层对图片进行处理，得到图片的特征 F；然后特征 F 通过一个连续的多阶段网络进行处理，网络的每个阶段(t)包含了两个分支，其输入结果分别为 S_t(Part Confidence Map)和 L_t(Part Affinity Map)。其中，S_t 主要负责关节点或身体部位的检测，如检测头、肩膀、胳膊肘。L_t 则负责肢体段检测，比如大腿。最后，在 L_t 的帮助下，把 S_t 的坐标点连接起来，形成人的姿势骨架。</p> <p>②CNN 网络详解</p> <p>本文使用了反复迭代的 CNN 网络进行检测，每个 CNN 网络都有两个分支，即 CNN_S 和 CNN_L。我们所使用的网络是一个不断迭代的网络连接。前一阶段和后续阶段的网络在形态上有所区别。每个阶段的两个网络分支分别用</p>
--	--

于计算部位置信图(Part Confidence Maps, 即关节点)和部位亲和域(Part Affinity Fields, 即肢体躯干)。从图中可以看出, 每个阶段网络的输入为:

$$S^t = \rho^t(F, S^{t-1}, L^{t-1})$$

$$L^t = \phi^t(F, S^{t-1}, L^{t-1})$$

③损失函数

$$f_s^t = \sum_{j=1}^J \sum_p W(p) \cdot \|S_j^t(p) - S_j^*(p)\|^2$$

$$f_L^t = \sum_{c=1}^C \sum_p W(P) \cdot \|L_c^t(p) - L_c^*(p)\|^2$$

其中, t 表示第几级, $S_j(p)$ 表示 ground truth 的 part confidence map; $L_c(p)$ 表示 groundtruth 的 part affinity vector field。W 表示二值的 mask 值, $W(p)=0$ 表示当前点 p 缺失, 不可见或不在图像中, 用来避免训练时错误惩罚且在训练时, 增加中间级监督, 防止梯度消失。反复迭代, 使得模型达到收敛。最终的损失函数为:

$$f = \sum_{t=1}^N f_s^t + f_L^t$$

④关节拼接

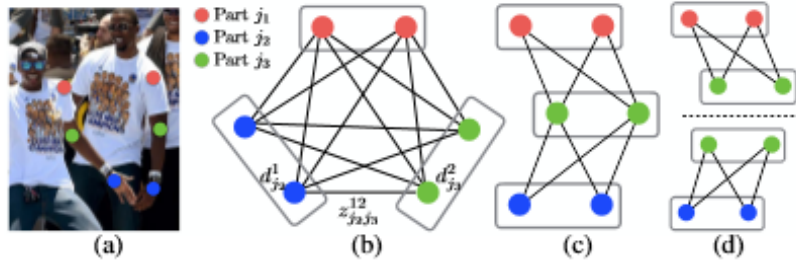


图 4.1.1: 关节拼接流程示意图

如图 4.1.1(b)所示, 网络遍历了每张图片中的所有部位点, 生成了一张全连接图。显然, 将图中两人的所有关节找到是一个 NP 问题。如图(c)所示, 我们根据不同部位的空间关系, 如果把全连接进行了精简, 仅保留有连接可能的边, 这是一个 K 维匹配问题。

我们的网络区别于之前的两种方法, 而是通过部分点重建人的骨架, 从躯干开始实现。例如, 大臂的两端一定连接着肩膀和胳膊肘, 那么就先把所有的肩膀和胳膊肘的连接图中进行搜索, 然后根据 PAFs 的信息支撑, 那么就可以很快把大臂分别找出来。通过这种方式我们可以实现关节的拼接, 以此来实现全身的姿态识别。

(2) 面部表情分析

①构建 Faster-RCNN 目标检测网络

现代卷积神经网络结构（CNN）通过卷积和池化操作，能充分发挥图像和语言等二维数据的优势，并且由于其拥有权值共享的特点，能够大大减少训练过程中的计算量。

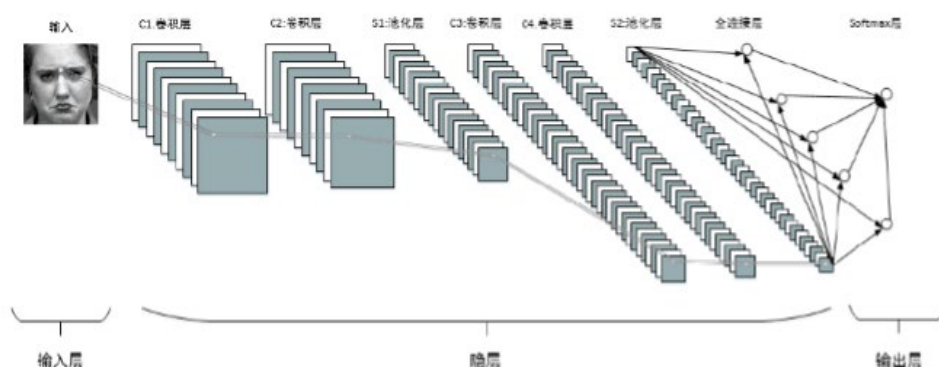


图 4.2.1：表情分析卷积网络

CNN 的缺陷在于随着网络的加深，训练集的准确度下降，且这不是因为过拟合造成，无法通过添加 dropout 解决。为使网络深度足够且保持足够的准确度，本项目拟采用基于 Resnet-101 的 Faster RCNN^[2] 网络结构。Resnet 结构由于引入了残差学习单元，使得骨干网络更容易加深深度，防止梯度爆炸或梯度消失的出现，获得更丰富语义的特征图。

图 4.2.1 展示了整个 Faster RCNN 的架构，其中蓝色的部分为 ResNet101 骨干网络，conv4_x 的最后的输出为 RPN 和 RoI Pooling^[3] 层共享的部分，而 conv5_x 的 9 层网络都作用于 RoI Pooling 层之后的一系列特征图，特征图的大小维度也刚好符合原本的 ResNet101 中 conv5_x 的输入，最后经过 average pooling 层，得到 2048 维特征，输入到之后的目标分类和边界框回归网络中。

②表情分析

首先我们利用多层卷积提取特征，其过程图如下：多层卷积的优势在于，在相同卷积层不同卷积核的情况下，提取的是具有不同表达特性的特征。随着卷积层的增加提取出的表情特征越趋近于表情轮廓，边缘特征，更具表现力。基于 CNN 的表情识别方法中^[4]，随着卷积神经网络的层数越多，参数越多，模型越为复杂，对训练样本数量的要求也会大大增加，否则会出现训练过程中无法收敛，或者产生过拟合现象。要解决在浅层卷积神经网络结构条件下，提高表情识别的效果，本质上需要提高提取特征的表现力。本次训练可以局部二值模式（LBP）^{[5]-[6]} 能够很好地提取图像中的纹理特征的优点，采取了一种结合 LBP 和 CNN 表情识别算法，能够在保持卷积神经网络结构不变的前提下，提高表情识别的准确率，优化卷积神经网络的训练过程。

然后，我们使用 softmax 进行表情分类，设置不同的阈值，判断老人的心情和身体状况，其过程如下。Softmax 分类器是 logistic 回归在分类问题上的推广，Softmax 函数将特征值转换为类别的概率^{[7]-[9]}，然后选择概率最大对应的类别即为模型预测的类别。输入图像所属于每个表情类别概率的计算公式为：

$$P(y^{(i)} = j) = \frac{\exp(x^j)}{\sum_{i=1}^k \exp(x^i)}$$

（3）心率血压测量

心率血压模块采用 MAX30102 传感器，其原理结构图如图 4.3.1 所示。MAX30102 是高度集成脉冲计模块，它利用光电容积脉搏波描记法（PPG），即以 LED 光源和探测器为基础，测量经过人体血管和组织反射、吸收后的衰减光，记录血管的搏动状态并测量脉搏波。微处理器 STM32 通过 IIC 总线方式和心率模块进行通信，实现对模块寄存器的配置，获得用户 PPG 信号原始数据，从而得到用户心率和血压。该模块体积小，数据输出快，采样率可编程控制。

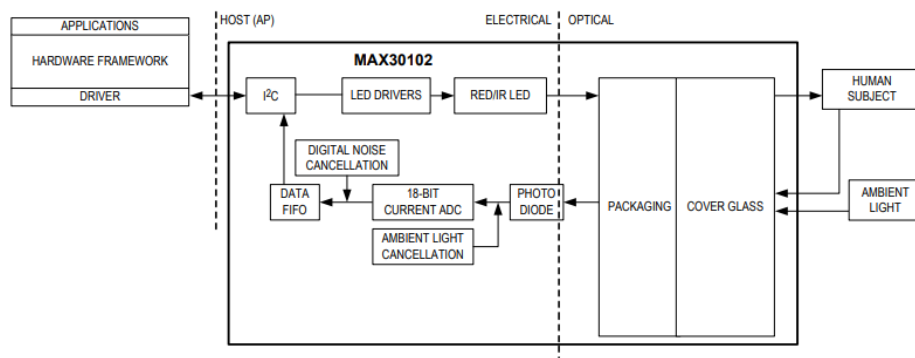


图 4.3.1：MAX30102 结构示意图

（4）体温测量

MLX90614 系列模块是一组通用的红外测温模块。在出厂前该模块已进行校验及线性化，具有非接触、体积小、精度高，成本低等优点。被测目标温度和环境温度能通过单通道输出，并配有两种输出接口。

测温方式可分为接触式和非接触式，接触式测温只能测量被测物体与测温传感器达到热平衡后的温度，所以响应时间长，且极易受环境温度的影响；而红外测温是根据被测物体的红外辐射能量来确定物体的温度，不与被测物体接触，具有影响动被测物体温度分布场，温度分辨率高、响应速度快、稳定性好等特点，因此我们选择 MLX90614 作为红外测温模块。

本项目中，我们设置 stm32 单片机与 MLX90614 红外测温模块之间进行“类 IIC”通信。测温开始后，MLX90614 中的红外热电堆传感器输出温度信号，该信号经过内部低噪声、低失调的运算放大器（OPA）放大后经过 A/D 转换器（ADC）转换为 17 位数字信号，通过可编程 FIR 及 IIR 低通数字滤波器（即 DSP）处理后输出，输出结果存储在其内部 RAM 存储单元中。将 RAM 存储单元中的数据代入公式，即可得出被测物体的温度。

（5）运动情况量测

我们计划采用 6 轴运动处理组件 MPU6050 内部的三轴加速度传感器（X 轴、Y 轴、Z 轴）分别检测人步行中三个方向的加速度变化，示意图如图 4.5.1 所示。人们在水平步行运动中，垂直和前进的两个加速度会呈现周期性变化：在步行收脚的动作中，由于重心向上单只脚触地，垂直方向加速度是呈正向增加的趋势，之后继续向前，重心下移两脚触底，加速度相反。水平加速度在收脚时减小，在迈步时增加。

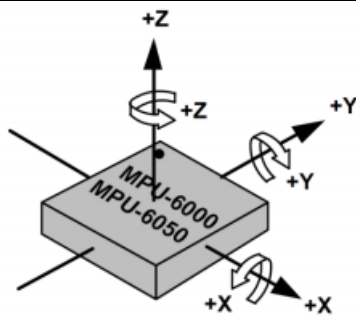


图 4.5.1: MPU 检测轴及其方向

步行运动中垂直和前进产生的加速度与时间大致为一个正弦曲线，而且在某点有一个峰值。其中，垂直方向的加速度变化最大，通过对轨迹的峰值进行检测计算和加速度阈值决策，即可实现计算用户运动的步数。最后，我们通过给检测加上阈值和步频判断来过滤可穿戴传感器一些低幅度和快速摇晃状态。

(6) ESP8266 模块实现数据传输

ATK-ESP8266 模块采用串口（LVTTL）与 MCU（或其他串口设备）通信，内置 TCP/IP 协议栈，能够实现串口与 WIFI 之间的转换。ATK-ESP8266 模块支持 LVTTL 串口，兼容 3.3V 和 5V 单片机系统，可以与产品进行连接。模块支持串口转 WIFISTA、串口转 AP 和 WIFI STA+WIFIAP 的模式，从而快速构建串口-WIFI 数据传输方案，方便设备使用互联网传输数据。ESP8266 模块的原理图如图 4.6.1 所示。

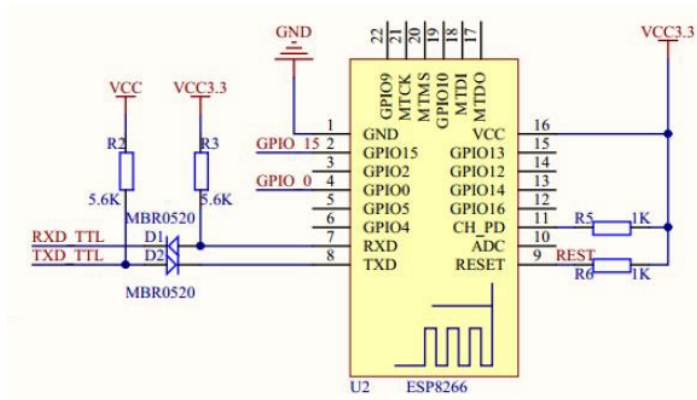


图 4.6.1: ESP8266 原理图

本项目通过 ESP8266 模块将测量数据传送到终端服务器，通过串口无线 AP+STA（COM-WIFI AP+STA）模式，模块既作无线 WIFIAP，又作无线 STA，其他 WIFI 设备可以连接到该模块，模块也可以连接到其他无线网络，实现串口与其他设备之间的无线（WIFI）数据转换互传，其工作模式如图 4.6.2 所示。

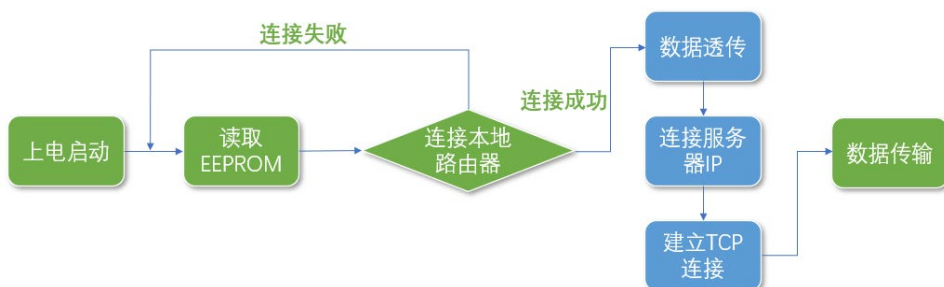


图 4.6.2: ESP8266 工作模式

(7) 健康数据分析与预测

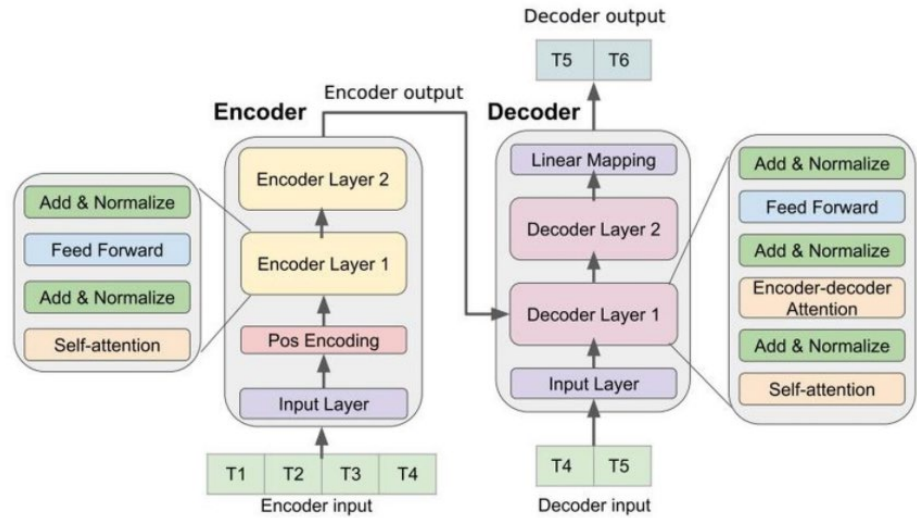


图 4.7.1: 基于 transformer 的时间序列预测

获得实时的心率、步数和体温数据后，本系统还将对进行未来几天的健康指标做出进一步分析。为此，我们采用了如图 4.7.1 所示的基于 transformer 的时间序列预测模型来完成数据的分析及预测。具体来说，我们通过改进[10]中的预测模型开发出了将针对 ILI 序列的预测器重新训练，改进到了心率、步数等健康指标的预测之中，从而建模出状态变量和系统的相空间。我们的时间预测模型共包括编码器（Encoder）和解码器（Decoder）两个部分，将在下面分别介绍。

Encoder: 编码器由输入层，位置编码层和四个相同的编码器层的堆栈组成。输入层通过完全连接的网络将输入时间序列数据映射到多维的向量。这一步对于模型采用多头注意力机制至关重要。通过将输入向量与位置编码向量逐元素相加，可使用具有正弦和余弦函数的位置编码对时间序列数据中的顺序信息进行编码。所得的向量被馈送到四个编码器层。每个编码器层都包含两个子层：一个自我注意子层和一个完全连接的前馈子层。每个子层之后是归一化层。编码器生成多维向量，以馈送到解码器。

Decoder: 我们采用类似于原始 Transformer 架构的解码器。解码器还由输入层，四个相同的解码器层和输出层组成。解码器输入从编码器输入的最后一个数据点开始。输入层将解码器输入映射到多维向量。除了每个编码器层中的两个子层之外，解码器还插入一个第三子层，以在编码器输出上应用自我关注机制。最后，有一个输出层，它将最后一个解码器层的输出映射到目标时间序列。我们在解码器的输入和目标输出之间采用了预视掩蔽和预置偏移，以确保对时序数据点的预测仅取决于先前的数据点。

从最终的结果来看，我们的时间预测模型相较于以往性能较好的 Seq2Seq 和 LSTM 模型均取得了一定的提升。在相似度上，基于 transformer 的模型略高于 LSTM 和 Seq2Seq 的注意力模型；在 RMSE 方面，Transformer 模型优于 attention 模型的 LSTM 和 Seq2Seq，相对 RMSE 分别下降 27%和 8.4%。该分析

	<p>表明了我们该项技术的优越性。</p> <p>参考文献:</p> <p>[1] Zhe Cao, Tomas Simon, Shih-En Wei and Yaser Sheikh.Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields. arXiv:1611.08050v2 [cs.CV] 14 Apr 2017.</p> <p>[2] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick and Jian Sun. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks arXiv:1506.01497 [cs.CV]</p> <p>[3] Deshpande, Adit. "The 9 Deep Learning Papers You Need To Know About (Understanding CNNs Part 3)". adeshpande3.github.io. Retrieved 2018-12-04</p> <p>[4] Ojala T, Pietikainen M. Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distribution[J]. Pattern recognition, 1996, 29(1): 51-59.</p> <p>[5] Lara O D, Labrador M A.A Survey on Human Activity Recognition using Wearable Sensors[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials,2013,15(3):1192-1209.</p> <p>[6] Hsu Y, Lin S, Chou P et al. Application of nonparametric weighted feature extraction for an inertial-signal-based human activity recognition system[A]. In: International Conference on Applied System Innovation[C].Sapporo, Japan:2017.1718-1720.</p> <p>[7] Lemley J, Bazrafkan S, Corcoran P. Deep Learning for Consumer Devices and Services: Pushing the limits for machine learning, artificial intelligence, and computer vision[J]. IEEE Consumer Electronics Magazine,2017,6(2):48-56.</p> <p>[8] Liu C, Ying J, Han F et al. Abnormal Human Activity Recognition using Bayes Classifier and Convolutional Neural Network[A]. In:2018 IEEE 3rd International Conference on Signal and Image Processing[C]. Shenzhen, China:2018.33-37.</p> <p>[9] Xie L, Tian J, Ding G et al. Human activity recognition method based on inertial sensor and barometer[A]. In:2018 IEEE International Symposium on Inertial Sensors and Systems [C].Moltrasio, Italy:2018.1-4.</p> <p>[10] Neo Wu, Bradley Green, Xue Ben, Shawn O'Banion "Deep Transformer Models for Time Series Forecasting: The Influenza Prevalence Case" arXiv: 2001.08317v1 [cs.CV] 23 Jan 2020.</p>
--	--

作品的科学性先进性(必须说明与现有技术相比、该作品是否具有突出的实质性技术特点和显著进步。请提供技术性分析说明和参考文献资料)

（一）面部表情识别

基于面部表情的情绪识别，是通过对学习过程中的面部表情的监测和识别，来获取学习者的情绪状态信息的。面部表情识别包括人脸检测、表情特征提取、表情分类三个核心环节，其中人脸检测算法和分类算法已经相对成熟，当前研究的重点主要在于如何有效地提取面部表情特征^[1]。传统的计算机视觉方法主要有以下两个方面：

（1）基于静态图像的表情识别。代表性方法如主动形状模型（ASM）和主动外观模型（AAM）。Wang J 等采用 ASM 提取面部几何特征，并利用支持向量机作为分类器，来检测学习者是否产生困惑^[2]。AAM 是对 ASM 的改进，韩丽等^[3]利用 AAM 检测面部特征点，识别倾听、疑惑、理解、抗拒和不屑五种面部表情，用于教学效果的评价。总的来说，基于静态图像几何特征的面部表情识别只利用了面部器官的几何形变信息，对于面部肌肉运动幅度小的自然面部表情识别准确度较低。

（2）基于动态图像序列的表情识别。基于动态图像序列的表情识别提取动态特征识别面部表情，大致可分为光流特征、几何动态特征和外观动态特征三类。Anderson 等在人脸跟踪的基础上提取面部光流特征，识别视频中的六种基本情绪面部表情^[4]。Niese 等则融合光流特征和几何特征，识别六种基本情绪面部表情^[5]。

（二）姿态识别

姿态识别的主要步骤有：运动目标检测、运动目标跟踪、特征选择与运动表征、行为识别与理解^[6]。2014 年，雷庆等围绕复杂场景下的姿态识别进行分析与研究，从姿态识别的研究范畴、特征提取以及行为模型等方面进项阐述^[7]。同年，田国会等提出一种基于关节点信息的人体行为识别新方法，使用了 Kinect 体感设备来获取人体的关节点数据，构造三维空间向量用于人体行为识别，达到了较好的识别效果^[8]。

（三）智能手表技术

智能手表属于诸多可穿戴产品的一种，它具有体积小、灵活、续航能力强、功能实用等优点，在市场备受用户关注和喜爱。智能手表可以检测用户的日常运动情况和生理参数以及生活环境参数，如果启用自我监控模式，通过获取用户日常活动参数得到反馈信息，允许他人获得用户信息，可以达到卫生保健者和家庭成员双向沟通的目的，提高用户的生活质量。

可穿戴设备最早出现在美国的一些科幻电影中，随着互联网技术的高速发展和互联网的普及，可穿戴产品越来越被消费者喜爱。三星公司推出的 Gear Fit 系列运动健身手环，配有英寸的 Super AMOLED 显示屏，内置了心率追踪，GPS 定位以及接入 Wi-Fi house 追踪活动数据、睡眠监测等；2015 年，苹果公司重磅推出一款智能手表 Apple Watch，不仅拥有普通手机的电话、短信等功能，还可以检测用户的生理参数和运动参数，与苹果手机完成数据共享，人机交互体验良好；百度公司在 2013 年推出了百度第一款可穿戴产品咚咚手环，该手环定位于健康，实时监控个人身体健康数据，并提供相应的管理；2014 年 7 月，小米公司推出了

	<p>小米手环，主要功能是测量用户心率、运动量、睡眠质量等，同时，小米手环配备一款手机 APP，通过蓝牙达到手环与手机信息交互的目的^[9]。</p> <p>人口老龄化是中国 21 世纪的重要人口国情，在老年负担日益加大，养老资源面临诸多困境，老年照护能力严重不足背景下，我们急需一种“智慧养老”产品，能实时准确监测老年人身体健康状况，从而使大多数老人能享受到多样化、人性化、高效化的养老服务。</p> <p>项目的实质性技术优势在于：</p> <p>①项目具有较高的可信度和准确度，先进性突出。我们采用卷积神经网络、主成分分析。线性判别分析等先进算法，使得检测指标准确可靠，可信度高。</p> <p>②产品实现多模块融合，多方面监测老人身体健康状况。除去应用摄像头识别表情和姿态，运动检测模块 MPU6050 实现计步器，心率血氧模块 MAX30102 获得用户手腕 PPG 信号，PPG 信号通过心率检测算法和血氧饱和度算法实现对用户心率、血氧和血压的连续测量；体温检测模块则利用 MLX90614 收集腕部温度。各个模块通过串口与 STM32 通信传输数据，实现实时综合测量。</p> <p>③项目实现测量数据与手机 APP 的实时交互。设计了用户友好的手机 APP，通过 WIFI 模块 ESP8266 与摄像头、智能手表连接，将数据提供给用户，使操作更加便捷，结果呈现更加清晰易懂。</p> <p>④项目实现老年人状况的短期预测。除去检测，我们通过 BP 神经网络利用已有的身体状况数据做预测，及时向用户发出警报并给出建议。</p> <p>⑤项目具有极高的现实意义。随着中国乃至世界人口老龄化越来越严重，老人监护已经成为一大难题。该产品利用互联网+技术，有摄像头识别情况的实时反馈，也有可穿戴设备测量的老年人健康数据，一旦发生紧急情况可以实现自动报警，也可以根据老人情况提供饮食规划，极大地减轻了监护者负担。</p> <p>⑥项目具有可推广性，不仅适用于老年人监护，还可用于运动员身体状况检测、安全校园建设、社会公共管理等多方面</p> <p>⑦项目可操作性、可行性强。在成熟理论基础上，硬件设施设计完善合理，能够产生丰硕研究成果。</p> <p>参考文献：</p> <p>[1]陈子健,朱晓亮.基于面部表情的学习者情绪自动识别研究——適切性、现状、现存问题和提升路径[J].远程教育杂志,2019,37(04):64-72.</p> <p>[2]Wang J, Ma X, Sun J, et al.Puzzlement Detection from Facial Expression Using Active Appearance Models and Support Vector Machines[J].International Journal of Signal Processing Image Processing&Pattern Recognition, 2014, 7 (5) :349-360.</p> <p>[3]韩丽,李洋,周子佳,宋沛轩.课堂环境中基于面部表情的教学效果分析[J].现代远程教育研究,2017(04):97-103+112.</p> <p>[4][J].IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics : a publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society, 2006, Vol.36 (1),</p>
--	--

	pp.96-105 [5]Niese R, Al-Hamadi A, Farag A, et al.Facial Expression Recognition based on Geometric and Optical Flow Features in Colour Image Sequences[J].Iet Computer Vision, 2012, 6 (2) :79-89. [6]富倩.人体行为识别研究[J].信息与电脑(理论版),2017(24):146-147. [7]雷庆,陈锻生,李绍滋.复杂场景下的人体行为识别研究新进展[J].计算机科学,2014,41(12):1-7. [8]田国会,尹建芹,韩旭,于静.一种基于关节点信息的人体行为识别新方法[J].机器人,2014,36(03):285-292. [9]张自达. 基于 STM32 的多功能智能健康手表设计[D].宁夏大学,2018.
作品在何时、何地、何种机构举行的评审、鉴定、评比、展示等活动中获奖及鉴定结果	暂无
作品所处阶段	(A) A 实验室阶段 B 中试阶段 C 生产阶段 D _____ (自填)
技术转让方式	拟定以专利权转让的方式进行
作品可展示的形式	<input checked="" type="checkbox"/> 实物、产品 <input checked="" type="checkbox"/> 模型 <input type="checkbox"/> 图纸 <input type="checkbox"/> 磁盘 <input checked="" type="checkbox"/> 现场演示 <input checked="" type="checkbox"/> 图片 <input checked="" type="checkbox"/> 录像 <input type="checkbox"/> 样品

使用说明及该作品的技术特点和优势，提供该作品的适应范围及推广前景的技术性说明及市场分析和经济效益预测

（一）使用说明

居家安装微型摄像头以及佩戴可穿戴生命体征集成传感器，即可将搜集到表情、姿态、行为信息和体温、心率、血压等生命特征，经过对信息的分类提取，获得人体健康程度的综合参数并进行短期预测，通过移动端 APP 实时反馈给子女，实现子女对老年人健康状况的实时监测。

（二）技术特点与优势

①项目先进性突出：本项目通过构建健康观测的集成系统，采用主成分分析和线性判别分析等先进方法，运用深度学习方法进行准确性、综合性研究。

②项目可操作性、可行性强：在成熟理论基础上，硬件设施设计完善合理，能够产生丰硕研究成果。

③项目可以极大地节约人力资源和经济消耗：微型摄像头价格要远低于各类医学器材，基于微型摄像头的系统可以获得更多的经济效益。

④项目可拓展性强：不仅可以用于对居家养老的老人健康监测，还可以运用于运动员在赛场上身体状况的检测，或者安全校园建设、社会公共管理、驾驶员辅助系统等许多方面。

⑤项目实际意义巨大：无论是老龄化问题日益严重的当下还是未来，一套可以用于居家养老的老年人健康监测并可以做出短期预测的系统具有巨大的现实意义。

（三）适用范围

可应用于居家养老的老人的健康监测及短期预测，运动员身体状况的监测，也可以用于安全校园建设、社会公共管理、驾驶员辅助系统等其他方面。

（四）推广前景的技术性说明

基于 Realtime Multi-Person Pose Estimatio 的姿态识别方法^[1]：利用 VGG-19 网络得到图片的特征 F ，对其做一个连续的多阶段网络进行处理，每个阶段输入结果分别为 S_t (Part Confidence Map)和 L_t (Part Affinity Map)，最后在 L_t 的帮助下，把 S_t 的坐标点连接起来，形成人的姿势骨架。

基于一维卷积神经网络识别信息系统^[2]：本项目采用一种基于一维卷积神经网络方法，用来识别微型摄像头搜集到的行为和表情信息，可以提高 SVM 分类器的泛化能力，应对越来越复杂的综合特征和对精度要求的提高。

基于微型摄像头和可穿戴集成传感器相结合的识别方法：这个系统在房间内安装摄像头，并运用 MLX90614、MNAX30102、MPU6050 等可穿戴传感器集成模块来测量步数、心率、血压等生命体征和行为信息，然后通过 ESP8266wifi 模块将测量数据传输到服务器。

基于主成分分析法、线性判别分析法和 BP 神经网络的数据处理和预测系统^[3]：对数据进行特征提取和特征选择，通过对特征的选择和降维，过滤掉了很多冗余的特征，主成分分析法和线性判别分析法是两种主流的特征降维的方法，具

	<p>有可靠性。其次，通过 BP 神经网络利用已有的身体状况数据做短期预测，从而实现老年人身体健康的自动监测和预测。</p> <p>进行 UI 设计和 APP 功能测试：将各种数据指标可视化处理并传输到移动端 APP，完成老年人健康监测情况和预测结果的可视化呈现。</p> <p>（五）市场分析和经济效益预测</p> <p>①目前，国内外人体行为识别中收集数据的方法主要是基于机器视觉的行为识别，该方法只能在一些特定的环境中使用，比如医院中多台医学设备连接到终端，但这样造成被监测对象行为不便，而本集成系统可以仅使用一个微型摄像头和可穿戴集成传感器便可以获得健康情况的综合数据，具有体积小、抗干扰能力强、成本低等优点，很好地解决了居家养老的老年人实时健康监测的问题，并且微型摄像头的使用数量和放置位置可以根据研究对象和行为灵活调整^[5]。</p> <p>②在当今社会节能的背景下，本项目分类器的结构与行为发生的概率相结合，降低识别过程中分类器的工作频率，尽量减少系统的能耗。这样既可以减轻对环境的污染，也可以因不需要频繁地为系统充电而为用户提供极大的便利。</p> <p>③伴随着人们对生活质量的要求越来越高，包括生活的便利和身体的健康。不论是老人还是中青年，都有着对人体健康状况进行识别的需求。这些都要求人与计算机之间保持一个良性的交流，而不是仅仅停留在语言和图像上。本项目提高分类器的泛化能力，能够应对越来越复杂的特征和对精度要求的提高，可拓展到各个领域。</p> <p>参考文献：</p> <p>[1] Villalonga C, Pomares H, Rojas I et al. MIMU-Wear: Ontology-based sensor selection for real-world wearable activity recognition[J]. Neurocomputing, 2017, 250: 76 — 100.</p> <p>[2] Vaswani N, Bouwmans T, Javed S et al. Robust Subspace Learning: Robust PCA, Robust Subspace Tracking, and Robust Subspace Recovery[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2019, 35(4): 32 — 55.</p> <p>[3] Seungeun C, Jiyoun L, Ju N K Ju et al. Sensor Data Acquisition and Multimodal Sensor Fusion for Human Activity Recognition Using Deep Learning[J]. Sensors, 2019, 19(7): 1 — 20.</p>
--	--

专利申报情况	<div><input type="checkbox"/>提出专利申报</div> <div>申报号_____</div> <div>申报日期 年 月 日</div> <div><input type="checkbox"/>已获专利权批准</div> <div>批准号_____</div> <div>批准日期 年 月 日</div> <div><input checked="" type="checkbox"/>未提出专利申请</div>
部门 签章	<div></div> <div>年 月 日</div>

C. 当前国内外同类课题研究水平概述

说明：1. 申报者可根据作品类别和情况填写；
2. 详细、准确填写，此栏有助于评审。

随着深度学习的快速发展，大量关于表情识别的算法涌现出来，如卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)采用端到端的模式，训练具有数百万个参数的网络结构，该结构无需手工提取特征，自适应地从海量数据中学习正确的特征。Khorrami 等人研究 CNN 从表情中学习到的高级特征与面部动作单元(Action Unit, AU)之间的对应关系。为了解决训练数据不足的问题，数据扩充和增强学习是两种常用的方法，如 Lopes 等人采用一套预处理操作来扩充数据以及 Tang 等人通过微调 Vgg-Face 模型，分别训练了 10 个面部 AU。为了提高表情识别系统的性能，Yang 等人将使用灰度图像和 LBP 图像训练的神经网络融合在一起。Hasani 和 Mahoor 将 CNN 和条件随机场结合起来，捕捉人脸图像内部的空间关系和图像帧之间的时间关系。此外，判别模型(Supervised Descent Method, SDM)直接使用级联回归函数将图像外观映射到坐标位置，并取得了较好的效果^[1]。

近年来，深度神经网络被广泛应用于人脸识别，级联 CNN 是早期用级联方式预测位置坐标的方法。后来的 TCDCN(Tasks-Constrained Deep Convolutional Network)和 MTCNN^[2](Multi-task CNN)进一步利用多任务学习来提高性能。由于级联回归算法相对于只使用一个检测器进行人脸定位有着速度快准确率高的优势，一些方法提出将多个检测器组合起来，以便在具有挑战性的无约束环境中处理人脸时能更好地进行坐标估计。Yu^[3]等人将三种不同的面部坐标检测器串联起来，相互补充，提高面部检测器的性能。Hinton^[4]等人提出的 DBN (Deep belief network) 是一种提取训练数据深层特征的模型。传统的 DBN 是由一堆受限玻尔兹曼机构建的，而 DBN 网络由可见单元层和隐藏单元层组成的两层随机生成模型。目前，关于基于深度学习的面部表情识别的研究愈发先进，该领域拥有广阔的发展前景。

随着视频监控系统大量出现、计算机技术和人工智能的高速发展，姿态识别技术引起了很多国家和科研机构的高度重视，并投入了大量资金和人力进行研究。美国的麻省理工学院和卡梅隆大学等若干科研机构一起开发了视频监视和监控项目 VSAM (Video Surveillance and Monitoring)，该系统的目标是以未来战场和普通民用环境为研究背景而研发一种视频自动理解技术，此项目使用图像处理和模式识别算法，实现了无人监管的智能化监控，能够实时监测和辨别监控对象的行为是否有危害性，进而发出警告。2008 年 DARPA 资助一项视频实时监控工程，对监控图像里的行人的简单姿态进行检测识别，像打招呼、握手、摆臂等。DAPRA 在智能监控方面一直力图改进和创新，通过不断地探索和研究，开发出一套能够自动分析图像信息，检测异常行为和危险物，并进行报警的系统^[5]。

智能视觉处理技术在发达国家已经有了相对成熟的产品，许多产品已经得到了广泛的应用。OpenCV (计算机视觉库) 是英特尔公司建立的一种开源视觉库，是目前应用比较广泛的计算机视觉学习库，它提供了智能视频监控开发所需的各个组件类。2009 年微软公司公布了体感游戏外设 Kinect，是一种 3D 体感摄像机，可以实现动态捕捉三维空间中人的肢体动作，通过设计程序来识别、记忆和分析处理这些动作，为人机交互开辟了新的研究阶段，是智能视觉发展进步的标志。国外还有许多先进设备^{[7]-[9]}，这

些智能产品被应用到日常生活的各个角落，机场、医院、校园等公共场所，可以利用智能视频检测密集人群内发生的异常行为、公共场所丢失物体的追踪、检测安检通道的移动物体以及固定运动检测等^[6]。

国内在智能视觉处理方面的研究起步相对较晚，但是经过多年的努力和发展也取得了一定的成绩。中国科学院自动化研究所模式识别实验室在人体运动分析、交通场景视频监控、交通行为事件分析等领域取得了许多科研成果，其中他们开发的“智能视频监控系统”成功应用于 2008 年北京奥运会的安保工作。此外国内已有许多高校和研究机构在视频监控领域投入大量的精力进行研究^{[10]-[12]}，并拥有了许多优秀的产品，自动化公司研发的机器视觉检测系统 GEVA，提供了高性能、易用以及灵活应对多种多样的工业检测应用，该系统集成了高速的相机接口、多核处理器以及可选用的视觉处理软件，通用性和处理能力强，北京蓝色星际监控系统，它可以用于多个场合的安全防护，采用先进的视频压缩算法^{[13]-[15]}，智能监控效果明显。清华大学通过检测手臂和肘部的角度、面部和手势的运动特征等实现一个智能教室系统。

国内外在智能视觉处理方面的研究都在不断进步，相关算法越来越高效精确，相关产品也越来越先进，适应性强、适用范围广，可以面向许多的应用环境。基于姿态识别的智能视频监控系统可以更好的为人们服务，解放大量的人力资源，为我们提供便捷的生活方式。

红外测温技术的研究经历了数十年，国内的技术已经达到了很高的水平。在国家的大力支持与科研工作者的不懈努力下，国内的医用红外测温技术迅速发展并且可以生产出灵敏度相对较高的红外测温仪。红外测温仪不仅测量精度在不断提升，品种和适用范围都在不断增加，而且性能上也进行了多方面的完善如 LCD 显示、语音播报等功能的实现。

近年来，很多高科技公司都在不遗余力的研发红外测温技术，并已取得了一定的成果。九九仪器公司生产的 LH_SB_101 门式红外体温仪，可应用在一些人流量大的地方如学校、海关和机场等，通过测量人体额头的红外辐射实现测温的。额头的红外辐射通过其体温仪上的光学器件进行采集，然后将此信号转换为温度信号，最后进行额头温度补偿从而计算出人体的真实体温。其测温仪装配了自动报警功能，当温度过高的人进过时此温度计发出报警，提醒人群远离及当事人及时就医^[9]。此外，在疫情期间，为保证学生能安全地开学，许多学校配备了红外测温的仪器，当学生通过测温通道时，仪器便可显示学生的体温。由此可见，目前红外测温技术已经相对成熟，并已应用在多个领域。

随着智能手机的广泛使用，其功能逐渐多样化，测量用户步数就是其中之一。智能手机运用惯性传感节点可跟踪或检测用户活动，如步行、跑步或在电梯内的移动^[16,17]，从而可以较为准确地测量步行数（简称为测步）。目前，研究人员针对智能手机的测步问题进行了大量研究^{[18]-[22]}。例如，文献^[19]提出基于统计阈值的步行检测算法。当用户连续移动时，该算法能够准确地估计步行数。而文献^[20]提出三步测量法，包括用户状态的识别、特征提取以及加速器读数的峰值数估计。文献^[21]引用有限状态机(Finite State Machine,FSM)判断智能手机的当前方位，再利用近似轴线决策步数。文献^[22]提出基于行人航位推测技术的测步(Pedestrian dead reckoning-based step detection, PDR-SD)算法。PDR-SD 算法满足低复杂性，并且能够处理因手机滑动下产生的问题，同时能够在连续和非连续移动环境下准确估计步行数。

随着生活水平的提高，人们对健康服务的需求不仅仅限于医疗救治，更重要的是健康管理与日常监护。心率是很重要的一个人体生理参数，它反应人体心脏的健康状况。对于心脑血管疾病患者来说，采

取长期连续检测心率的方法，建立预防疾病发生的防线，可很大程度上减少疾病的发病率^[23]。现阶段，心率的测量方法可以归结为接触式和非接触式两种。接触式测量方面，随着光电容积脉搏波描记技术的逐步发展，人们发现在不加主动光源的情况下，直接利用环境光可以提取出脉搏信号，从而提取出心率信号，从而实现基于成像光电容积脉搏波（Imaging Photo-Plethysmography, IPPG）技术的非接触式心率的测量系统。上海交通大学的蔡承贤、王伟通^[24]通过结合基于时滞性图像方法与新型核心算法的开发这两个特性，提出了一种基于人工智能技术中模糊逻辑理论的人体生理信号分析方法，并将这种模糊逻辑理论分析方法应用于人体心率监测等领域。非接触式测量方面，目前大部分穿戴式心率监测设备采用 PPG（光电容积脉搏波描记）技术^[25]。基于 PPG 技术的光电传感器易于集成在目前的穿戴式设备上（如背心，手表，手环，耳机等），像苹果手表、小米手环等智能可穿戴设备都利用了 PPG 来测量运动心率。后勤工程学院的张政丰等人利用单片机、红外线传感器等设备，基于 PPG 技术进行人体心率的检测。苹果公司的 iWatch 利用 LED 红外光和绿光，以及两种光传感器对心率进行检测。

由以上可知，测量步数和心率的方法多种多样，且准确性具有一定保障，因此指标检测技术已相对成熟，并得到较好的应用。

参考文献:

- [1] 王珂.基于深度学习的人脸表情识别算法研究与实现[D].南京:南京信息工程大学,2019.
- [2] Abdulnabi A H, Gang W, Lu J, et al. Multi-Task CNN Model for Attribute Prediction[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2015, 17(11):1949-1959.
- [3] Cen H, Gao G, Yu Z. Real-time small traffic sign detection with revised faster-RCNN[J]. Multimedia Tools & Applications, 2018(4):1-16.
- [4] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutionalneural networks[C]. In:Proc. of the 2012 IEEE International Conference on Advances in Neural Information Processing Systems. 2012. 1097-110556.
- [5] 单言虎, 张彰, 黄凯奇.人的视觉行为识别研究回顾、现状及展望[J].计算机研究与发展, 2016, 53(1): 93-112.
- [6] 景元, 吉爱红, 张曦元等.传感器人体运动行为特征识别研究进展[J].计算机工程与应用,2019, 55(1): 23-28.
- [7] Kerem A, Bilur B.Human activity recognition using inertial/magnetic sensor units[A].In: International Conference on Human Behavior Understanding[C].Istanbul, Turkey: 2010.38—51.
- [8] Kerm N, Schiele B, Schmidt A.Multi-sensor activity context detection for wearable computing[A]In:Aartd E.Lecture Notes in Computer Science[C].Germany: 2003.220-232.
- [9] Villalonga C, Pomares H, Rojas I et al. MIMU-Wear:Ontology-based sensor selection for real-world wearable activity recognition[J].Neurocomputing, 2017, 250: 76-100.
- [10] PARK JJ, HYUN WJ, MUN S C, et al. Highly Stretchable and Wearable Graphene Strain Sensors with Controllable Sensitivity for Human Motion Monitoring[J]ACS Applied Materials & Interfaces,2015,7(11):6317-6324.
- [11] YAMADA T, HAYAMIZU Y, YAMAMOTO Y, et al. A stretchable carbon nanotube strain sensor for human-motion detection [J]. Nature Nanotechnology,2011,6(5):296-301.
- [12] BAUTISTA QUJANO, JOSE ROBERTO, PTSCHKE P, BRUNIG HARALD, et al. Strain sensing, electrical and mechanical properties of polycarbonate/multiwall carbon nanotube monofilament fibers

- p>
fabricated by melt spinning[J]. Polymer,2016,82:181-189.
- [13] TANG Zhenhua, JIA Shuhai, WANG Fei, et al. Highly Stretchable Core-Sheath Fibers via Wet-Spinning for Wearable Strain Sensors [J]. ACS Applied Materials and Interfaces,2018,10(7).
 - [14] LIN Z, CHEN J, LI X, et al. Triboelectric Nanogenerator Enabled Body Sensor Network for Self-Powered Human Heart-Rate Monitoring [J]. ACS Nano,2017: acsnano.7b02975.
 - [15] CHO D, PARK J, KIM J, et al. Three-dimensionally Continuous Conductive Nanostructure for Highly Sensitive and Stretchable Strain Sensor[J]. ACS Applied Materials & Interfaces,2017: acsami.7b03052.
 - [16] T. R. Bennett, J. Wu, N. Kehtarnavaz and R. Jafari. Inertial Measurement Unit-based Wearable Computers for Assisted Living Applications: A Signal Processing Perspective[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2016, 33(2): 28-35.
 - [17] J. Windau, L. Itti. Walking Compass with Head-mounted IMU Sensor[C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Stockholm, 2016: 5542-5547.
 - [18] Zhang H. Abdelnasser. Semantic SLAM: Using Environment Landmarks for Unsupervised Indoor Localization[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(7): 1770-1782.
 - [19] H.-H. Lee, S. Choi, M.-J. Lee. Step Detection Robust Against the Dynamics of Smartphones[J]. Sensors, 2015, 15(10): 230-250.
 - [20] F. Gu, K. Khoshelham, J. Shang, et al. Robust and Accurate Smartphone-based Step Counting for Indoor Localization[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(11): 3453-3460.
 - [21] Q. Tian, Z. Salcic, K. I. K. Wang, et al. A Multi-mode Dead Reckoning System for Pedestrian Tracking Using Smartphones[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(7): 2079-2093.
 - [22] 徐义晗.基于行人航位推测技术的智能手机测步算法[J].控制工程,2020,27(7):1281-1285.
 - [23] 丁莹芝,毕凌志.基于 STM32 的无线心率实时监测装置[J].云南化工,2020,47(12):160-164.
 - [24] 蔡承贤,王伟.基于人工智能的心率检测算法[J].中国医疗器械杂志,2010,34(1):1-3.
 - [25] 赵文苓.基于 NRF51822 的可穿戴心率监测及防丢系统设计[D]:[硕士学位论文].成都:成都理工大学,2017.

D. 推荐者情况及对作品的说明

说明：1. 由推荐者本人填写；

2. 推荐者必须具有高级专业技术职称，并是与申报作品相同或相关领域的专家学者或专业技术人员（教研组集体推荐亦可）；

3. 推荐者填写此部分，即视为同意推荐；

4. 推荐者所在单位签章仅被视为对推荐者身份的确认。

推荐者情况	姓 名	唐晨	性别	女	年龄	56	职称	教授/ 博士生导师
	工作单位	天津大学电气自动化与信息工程学院						
	通讯地址	天津市天津大学卫津路校区				邮政编码	300072	
	单位电话	18202279763				住宅电话		
推荐者所在 单位签章		<div style="display: flex; justify-content: space-between; align-items: center;"> （签章） 年 月 日 </div>						
请对申报者申报情况的真实性做出阐述		<p>该学生团队聚焦老年人居家养老这一社会热点问题，立足于计算机视觉和传感器技术，将两者进行融合并加以创新，研究成果具有较强的原创性。</p>						
请对作品的意义、技术水平、适用范围及推广前景做出您的评价		<p>该学生团队从老年人居家养老的安全性出发，立足于缓解社会老龄化问题，有较强的时代意义，单项技术发展已有一定的研究成果，将其相互融合以实际问题体现了较强的思维创新，此项技术有待于进一步推广，为智慧病房、智慧小区的构建提供了基础，具有较广阔的发展前景。</p>						
其它说明								

推荐者情况	姓 名	李根	性别	男	年龄	37	职称	工程师
	工作单位	天津大学电气自动化与信息工程学院						
	通讯地址	天津市南开区卫津路校区 92 号天津大学 26 教学楼 D 座 621					邮编	300072
	单位电话	15302038993	住宅电话					
推荐者所在单位签章		<div style="text-align: right;"> 签章日期 年 月 日 </div>						
请对申报者申报情况的真实性做出阐述		该项目受当下老年人居家养老问题启发，经小组多次讨论，确定最终方案，将面部表情识别、姿态识别以及各传感器模块结合实现远程监控，项目申报具有独立性。						
请对作品的意义、技术水平、适用范围及推广前景做出您的评价		项目从老年人居家养老问题出发，通过远程监控及健康状况的短期预测，减轻子女监护老人的压力，该技术一旦得到推广，可以缓解社会老龄化问题，还可以进一步应用于医疗监护、智慧小区等全新领域。						
其它说明								

E. 参赛作品粘贴处

注：此处粘贴自然科学类学术论文类与哲学社会科学类社会调查报告和学术论文类参赛作品正文，科技发明制作类参赛作品的主要技术、图表、作品实物图片等

（一）表情识别结果

首先我们利用多层卷积提取特征，其过程图如下：多层卷积的优势在于，在相同卷积层不同卷积核的情况下，提取的是具有不同表达特性的特征。随着卷积层的增加提取出的表情特征越趋近于表情轮廓，边缘特征，更具表现力。基于 CNN 的表情识别方法中，随着卷积神经网络的层数越多，参数越多，模型越为复杂，对训练样本数量的要求也会大大增加，否则会出现训练过程中无法收敛，或者产生过拟合现象。要解决在浅层卷积神经网络结构条件下，提高表情识别的效果，本质上需要提高提取特征的表现力。本次训练可以局部二值模式（LBP）能够很好地提取图像中的纹理特征的优点，采取了一种结合 LBP 和 CNN 表情识别算法，能够在保持卷积神经网络结构不变的前提下，提高表情识别的准确率，优化卷积神经网络的训练过程。结合 LBP 方法的 CNN 表情识别的流程图如下：



图 E-1：结合 LBP 特征提取的 CNN 表情识别流程图

小组成员分别用自己的照片进行测试，测试结果和实际的面部表情十分相符，拍照时表情分析中立表情所占比重较大，很好地验证了姿态识别模块的准确性，识别结果如图 E-2 所示。



图 E-2：人体照片表情识别结果

接下来，小组成员模拟视频监控系统，打开摄像头，对表情进行实时分析，六种表情元素是时刻动态变化的，取三个时刻的结果截图如图 E-3 所示。

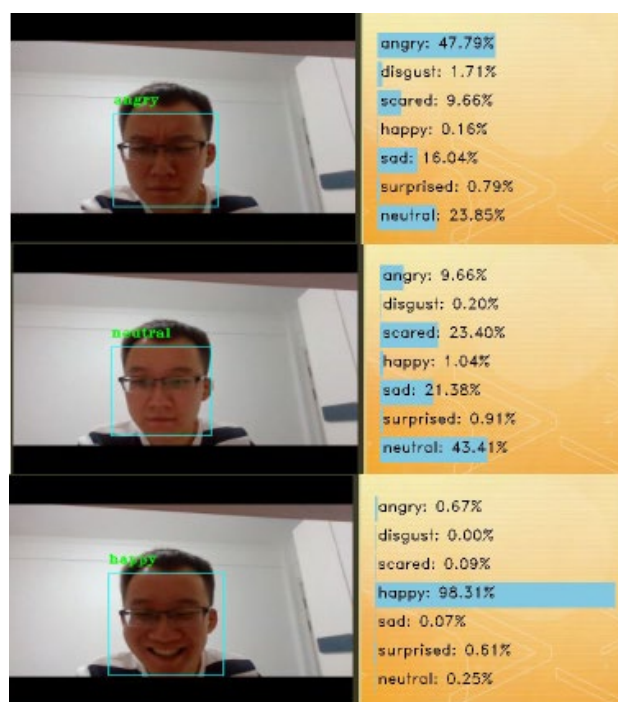


图 E-3：摄像头人体表情识别结果

之后，为了通过监控视频拍摄结果更好地与姿态识别相结合，即做到表情识别和姿态识别实时进行，小组成员上传提前录制好的视频，其中某四个时刻表情分析结果如图 E-4 所示。



图 E-4：视频人体表情识别结果

（二）姿态识别结果

我们采用 Realtime Multi-Person Pose Estimation 的方法进行姿态识别。姿态识别主要包括以下流程。首先准备一张包含人物的图片；利用 VGG-19 网络的前 10 层对图片进行处理，得到图片的特征 F ；然后特征 F 通过一个连续的多阶段网络进行处理，网络的每个阶段(t)包含了两个分支，其输入结果分别为 St (Part Confidence Map)和 Lt (Part Affinity Map)。其中， St 主要负责关节点或身体部位的检测，如检测头、肩膀、胳膊肘。 Lt 则负责肢体段检测，比如大腿。最后，在 Lt 的帮助下，把 St 的坐标点连接起来，形成

人的姿势骨架。具体实现，如图 E-6。

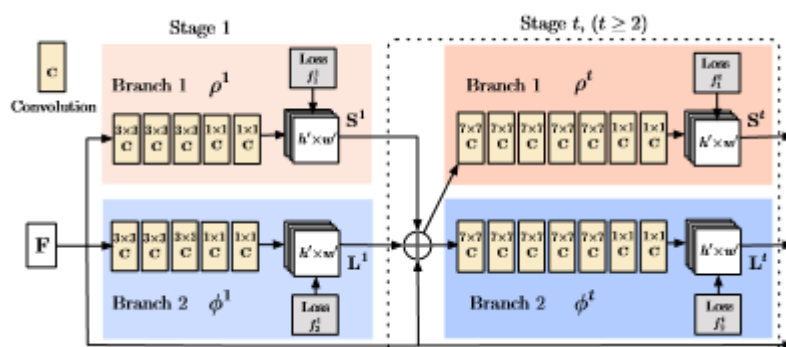


图 E-6: Realtime Multi-Person Pose Estimation 网络架构图

姿态识别主要检测老人摔倒情况，小组成员姿态识别结果如图 E-7 所示。



图 E-7: 姿态识别检测结果

(三) 心率检测结果

我们在实验室基于 STM32 单片机及各模块开展各指标检测。实验室中对心率检测模块的测试结果如图 E-8 所示，利用 OLED 可以实时显示脉冲波形和心率计算结果：

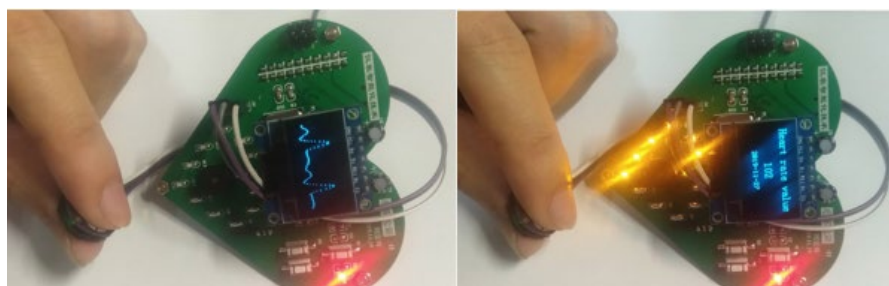


图 E-8: 心率指标检测结果

(四) 步数量测结果

我们在实验室中进行了步数测试，并将结果在 LCD1602 显示屏上显示。BS 代表步数，JL 代表距离，如图 E-9 所示。

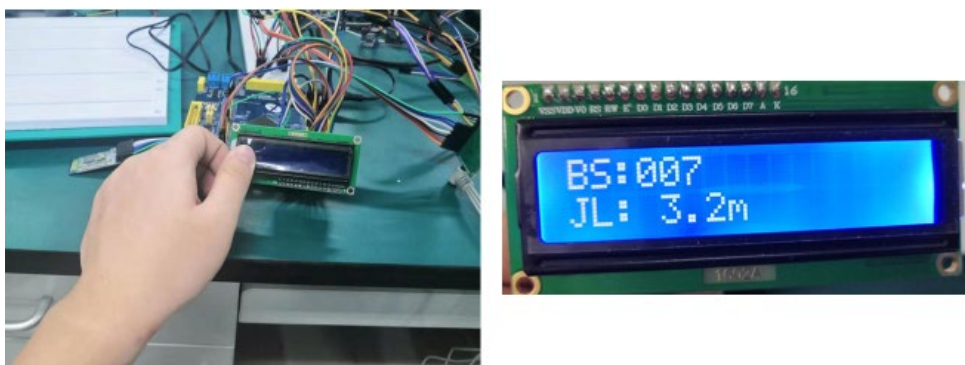


图 E-9：步数量测结果

（五）Wifi 数据传输模块

ESP8266wifi 模块的三种运行模式如图 E-10 所示，我们使用 KEY0 工作模式，选择串口无线 AP+STA（COM-WIFI AP+STA）。



图 E-10：ESP8266 工作模式主界面

我们选择串口 STA+AP 模式，模块工作在 WIFI STA+AP 状态，电脑或者其它 wifi 可以通过有线或者无线连接路由器（本项目中采用无线连接），实现电脑与模块的连接。即串口无线连接方式：电脑 wifi 设备<有线或者无线>wifi <ATK-ESP8266 模块>。

本项目中，电脑连接无线路由器，然后模块通过 wifi 与无线路由器连接，路由器作为中转提供模块和电脑的连接通道。

选择 TCP 服务器连接，模块的 IP 地址为：192.168.1.125，端口为 8086，工作模式为 TCP 服务器，我们选择同一个局域网下的电脑做 TCP Client。设置协议类型为：TCP Client，服务器地址为：192.168.1.125；服务器端口号为：8086，设置如图 E-11 所示。设置好之后即可连接 ESP8266 模块，状态显示为：连接成功，如图 E-12 所示。当服务器与 ESP8266 模块连接后，此时两者之间就可以互相发数据了。



图 E-11：网络调试助手设置界面

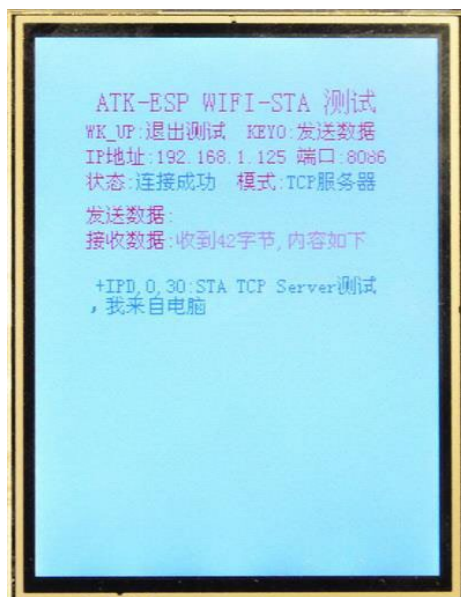


图 E-12：ESP8266 服务器测试界面

（六）数据处理及可视化

我们将收集到的数据进行处理，并通过 APP 展示。

打开 APP，可以看到“视频监控”、“体温”、“心率”、“步数”和“紧急呼叫”五个板块，点击前四个板块，我们可以查看相关的具体内容和数据。点击“紧急呼叫”板块，手机将拨打电话，紧急联系设置好的应急联系人。APP 启动页和首页界面如图 E-13 所示：



图 E-13: APP 启动页和首页界面

以“视频监控”和“心率”两个板块为例。

点击首页的“视频监控”，可以看到监控的实时画面，并能够查看老人当前的姿态和表情状况，综合以上两点，APP 会计算出当前的风险指数。点击首页的“心率”，APP 会显示当前的心率情况及近期心率的数据和折线图，同时，APP 还会对心率数据进行短期的预测，从而达到预防的作用。当 APP 判定老人处于危险中，将自动启动“紧急呼叫”。板块界面如下图 E-14 所示：



图 E-14: APP 板块界面实现指标数据量测